



И.С. Морозов, И В. Лёзина

СРАВНЕНИЕ ВОЗМОЖНОСТЕЙ СЕТЕЙ ХОПФИЛДА И ХЕММИНГА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ СИМВОЛОВ

(Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева)

В современном мире оцифровка текста нейронными сетями находит все больше различных применений. Условия и источники получения образов для распознавания задают основные требования к используемой системе и алгоритмам. Основными характеристиками решений чаще всего являются точность и эффективность использования ресурсов. Использование ассоциативных сетей в решении подобных задач получило широкое распространение.

Целью работы является разработка автоматизированной системы, реализующей функционал для проведения ряда экспериментов по распознаванию символов, сбора необходимой статистики и наглядного представления результатов для последующего анализа возможностей и сравнения эффективности нейронных сетей.

Обучающие и распознаваемые векторы для сетей будут формироваться по изображениям символов. В ходе векторизации изображение будет преобразовано в монохромное и сегментировано в соответствии с выбранной размерностью сети.

Для обучения сети Хопфилда, будет использован алгоритм задания матрицы весов, основанный на методах псевдоинверсии, как один из наиболее эффективных. Матрица весов рассчитывается по формуле[1]:

$$W = X * (X^T * X)^{-1} * X^T,$$

где W – матрица весов сети размерностью $N \times N$, а X – прямоугольная матрица размерностью $N \times p$, составленная из p последовательных обучающих векторов.

Устойчивость определения образов обеспечивает выбор размерности сети в соответствии с формулой[2]:

$$M = \frac{N}{2 * \ln N},$$

где M – максимальное количество хранимых образов, N – количество нейронов в сети.

При обучении сети Хемминга, веса входного слоя сети выставляются в соответствии с очередными векторами обучающих образов. Нейроны слоя MAXNET функционируют в режиме WTA, усиливая собственный сигнал и ослабляя остальные. Веса этого слоя будут определены формулами, предложенными Р. Липпманом в своей работе, что обеспечит абсолютную сходимость алгоритма [1]:

$$W_{ij}^{(m)} = -\frac{1}{p-1} + \varepsilon,$$

$$W_{ii}^{(m)} = 1,$$



где $W^{(m)}$ – матрица весов слоя MAXNET, p – количество нейронов сети, ε – случайная величина с достаточно малой амплитудой.

По результатам тестирования разработанной системы можно сделать вывод, что сеть Хемминга превосходит сеть Хопфилда по точности распознавания образов.

Sign	/	%
Total	81 / 140	57,86
а	11 / 20	55
г	18 / 20	90
е	13 / 20	65
к	9 / 20	45
л	9 / 20	45
н	13 / 20	65
ч	8 / 20	40

Рис.1 Сеть Хопфилда

Sign	/	%
Total	108 / 140	77,14
а	15 / 20	75
г	18 / 20	90
е	19 / 20	95
к	15 / 20	75
л	15 / 20	75
н	16 / 20	80
ч	10 / 20	50

Рис. 2 Сеть Хемминга

Даже при сопоставимых результатах точности распознавания образов, сеть Хемминга превосходит сеть Хопфилда по рациональности использования ресурсов ЭВМ.

Литература

1. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]/ Пер. с польского И.Д. Рудинского – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.: ил.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2е издание [Текст]/ С. Хайкин – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006 – 1104 с.

Е.А. Назарова, И.М. Куликовских

НЕЧЕТКИЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ НА ОСНОВЕ ЭФФЕКТА ЗАБЫВАНИЯ, ВЫЗВАННОГО ИЗВЛЕЧЕНИЕМ ИНФОРМАЦИИ

(Самарский национальный исследовательский университет
им. академика С.П. Королева, Самара, Россия)

В настоящий момент помимо непосредственно алгоритмов машинного обучения интерес представляют также любые их модификации, позволяющие улучшить их качество работы, добиться более высокой точности вычислений.

Во время обучения модели многослойного персептрона нередко возникает проблема переобучения, когда модель предсказывает выходные значения для известных ей примеров из тренировочной выборки с высокой точностью, но на новых примерах (из тестовой выборки) точность сильно снижается. То есть модель подстраивается под каждый конкретный пример из тренировочной выборки.